

采用特征融合的紫檀属内相似树种识别方法研究

王承琨^{2,3}, 赵鹏^{1,2*}, 李祥华²

1. 广西科技大学电气电子与计算机科学学院, 广西 柳州 545006
2. 东北林业大学信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040
3. 黑龙江科技大学电子与电信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150022

摘要 紫檀属中的木材有很多属于名贵木材,不同树种之间十分相似。传统的木材识别方法多以木材解剖学为主,通过观察木材的切片结构特征对木材的树种进行判断,这类方法虽有较高的识别精度,但是其识别工艺较为复杂而且技术难度也相对较高。与木材解剖学相对应的是利用图像信息或光谱信息的木材树种识别方法,该类方法虽具有较为简单的识别工艺,但是在对同属相似木材树种进行识别时,往往不能够取得较好的识别效果。提出了一种基于木材切面光谱特征和纹理特征相融合的木材树种识别方法,该方法不仅识别工艺简单、自动化程度高,而且具有较高的识别精度。首先通过数码相机和光谱仪采集木材切面的图像信息和光谱信息,然后分别使用纹理特征提取方法和光谱特征提取方法提取两类特征的特征向量,接下来使用基于典型相关分析的特征级融合方法将这两个特征向量进行融合,最后使用支持向量机对融合后的特征向量进行分类识别。为了验证方法的有效性,以市场中常见的5种紫檀属树种的三个切面为研究对象,对这些木材树种进行了识别。实验结果显示,单独使用纹理特征的识别正确率最高为80.00%,单独使用光谱特征的识别正确率最高为94.40%,使用融合的特征最高的识别正确率可达99.20%。还将这5种木材树种与其他30种木材树种进行了混合,混合后的木材样本数量可达1750。实验进一步显示,该方法可以对包含紫檀属在内的35种木材的树种进行识别,其正确率可达98.29%。综上所述,木材的纹理特征和木材的光谱特征可以有有效的相互补充,从而进一步提高识别正确率。最后还用所提出的方法与目前主流的方法进行了比较,结果发现所述的木材树种识别方法高于目前主流方法。

关键词 同属木材; 树种识别; 光谱特征; 纹理特征; 特征融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)07-2247-08

引言

紫檀属约有30种木材,分布于东南亚热带及非洲热带地区,其属内稀有树种数量较多,流通在市场上的木材价格较高。同属木材具有相似的特征,不法商贩经常“以假乱真”,使消费者的合法权益受到侵害,因此使用有效、快捷的方法对紫檀属木材树种进行识别具有重要的意义。

在树种识别的过程中,找到能够描述树种信息的特征向量尤为重要。目前能够获得特征向量的途径主要包括木材的DNA(deoxyribonucleic acid)信息、木材解剖学信息、宏观切面信息以及光谱信息。使用木材的DNA信息和木材解剖学信息的树种识别方法具有较高的识别正确率,但是这些方法

识别步骤较为繁琐且需要非常专业的设备,对于非专业人员来说是一类门槛很高的识别方法。

与木材的DNA信息和解剖学信息相比,木材的宏观信息和光谱信息更容易获取,已经有大量学者通过上述信息找到了描述木材树种的有效特征向量^[1]。Zamri等^[2]使用I-BGLAM(improved-basic gray level aura matrix)对52种木材横切面的纹理特征进行了提取,该方法与传统的GLCM(gray level co-occurrence matrix)相比具有更高的识别正确率。Rosli等^[3]利用GLCM特征和BP(back propagation)神经网络实现了不到一秒的时间内快速识别热带树种。Oktaria等^[4]使用CNN(convolutional neural networks)卷积神经网络对30个树种的木材横切面进行了树种识别。Ibrahim等^[5]使用木材横切面的管孔统计特征和I-BGLAM特征对木材树种

收稿日期: 2021-06-07, 修订日期: 2021-11-23

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31670717), 广西科技大学博士基金项目(校科博22Z07)资助

作者简介: 王承琨, 1990年生, 东北林业大学信息与计算机工程学院博士研究生 e-mail: 402686820@qq.com

* 通讯作者 e-mail: 595388114@qq.com

进行了模糊分类识别。Yusof 等^[6]使用 GA (genetic algorithm)对木材横切面的管孔特征做了特征提取,然后使用 KDA(kernel discriminant analysis)和 GSVD(generalized singular value decomposition)分解对 GA 提取到的特征向量做了非线性特征提取,进一步提高了识别正确率。上述方法均是在单一信息源情况下对树种进行识别,复现上述方法应用于紫檀属木材后发现,上述方法均不能得到较高的识别正确率。这主要是由于紫檀属木材树种的图像信息和光谱信息较为相似,无法通过单一特征向量对这些木材树种进行区分。

因此采集了 5 种紫檀属木材的横切面、弦切面和纵切面的宏观图像信息和光谱信息,考虑将木材切面的纹理特征和光谱特征进行融合,使用融合后的特征对紫檀属的树种进行识别,以期使用木材的多种特征向量加强对木材树种的描述,从而提高紫檀属木材树种的识别正确率。

1 实验部分

1.1 样本制备与数据采集

紫檀属属于蝶形花科,按照 GB/T 18107—2000《红木》可以将该属木材分为紫檀木类、花梨木类以及亚花梨木类。本工作以紫檀属中 5 种木材为研究对象,这些木材主要来自国内的红木商家,其详细信息详见表 1。为了防止同质化的出现,在不同商家购买了同种木材样本,这样就可以保证同种木材样本不来自于同一棵树木或全部来自于同一区域。

表 1 样本资料
Table 1 Sample data

序号	中文	拉丁文
1	大果紫檀	<i>Pterocarpus macrocarpus</i>
2	刺猬紫檀	<i>Pterocarpus erinaceus</i>
3	安氏紫檀	<i>Pterocarpus antunesii</i>
4	非洲紫檀	<i>Pterocarpus soyauxii</i>
5	赞比亚紫檀	<i>Pterocarpus tinctorius</i>

为了方便数据的采集,使用圆台锯将所有木材样本的尺寸统一为长宽高分别为 2 cm×2 cm×3 cm 的木块,其中长宽对应木材的横切面,其面积为 2 cm×2 cm,径切面或弦切面的面积为 2 cm×3 cm,锯片尺寸规格为 110×0.8×20×108T。每一块原始木料的形态是不规则的,切割出的样本数量也并不统一,在这些切割后的样本中随机选择 2 个样本作为原始木料所代表的标准样本,挑选过程中要选择不开裂、没有虫蛀的样本,最后每个树种产生了 50 个样本,实验样本集中包含了 250 个样本。为了获得较为清晰的木材切面图像,需要使用 1 000 目的砂纸对木材的各个切面进行打磨。

数据采集平台主要包括光谱采集平台和图像采集平台,图 1 中分别给出了它们的示意图。光谱采集平台由美国 Ocean 公司生产的 Optics USB2000-VIS-NIR 微型光纤光谱仪、光源以及采集软件 3 个部分组成;图像采集平台主要由支架、相机镜头、光学显微镜、LED(light-emitting diode)光源以及采集软件 5 个部分组成,该平台可以小倍率放大物体,

放大倍率约为 10~100 倍,光学显微镜可以手动调焦,LED 光源为白光,亮度可调节,相机镜头最高支持分辨率为 1 920×1 080 像素。

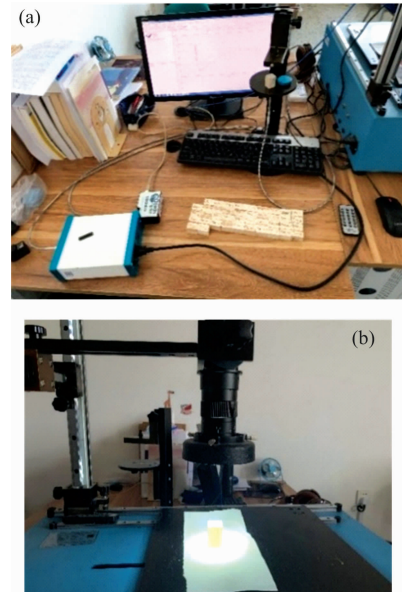


图 1 木材特征采集设备

(a): 光谱采集平台; (b): RGB 图像采集平台

Fig. 1 Wood feature acquisition platforms

(a): Spectrum acquisition; (b): RGB image acquisition

采集木材切面上 5 个不同位置的光谱,并取这些光谱的平均光谱反射率作为样本的光谱反射率曲线。为了防止光谱失真,每测量 5 个样本的木材光谱反射率后需要使用白板对其进行校正。

Optics USB2000-VIS-NIR 微型光纤光谱仪的波长范围为 339.8~1 026.63 nm。光谱仪采集到的光谱波段信息包括可见光波段,该波段的光谱信息对木材切面的颜色、光源以及木材的含水率十分敏感。因此在采集光谱数据时一定要确保木材切面的颜色、光源以及木材含水率的稳定,降低外界环境对上述因素的干扰,为此,所使用的木材样本均在切割前进行了烘干,其含水率保证在 10% 以下,室内温度湿度环境保持稳定。

图 2 中的第一行、第二行、第三行图像分别代表紫檀属木材的横切面、弦切面以及径切面。图 2 中的所有 RGB(red-green-blue)图像都是在相同比例尺下进行放大的,图 2(a)中给出了比例尺。从图 2 可以看出紫檀属木材三个切面的 RGB 图像具有较强的相似性。在使用纹理特征对木材树种进行识别时,需要消除颜色特征对图像特征的影响,因此在提取图像纹理特征之前必须要将 RGB 图像进行灰度化。

1.2 特征提取方法

1.2.1 纹理特征提取方法

纹理特征描述了木材切面上的灰度变化;影响木材纹理特征的因素有很多,主要包括木材的管孔分布、木射线走势、颜色变化等因素。本工作考虑了多种木材纹理特征描述方法,主要包括 GLCM, LBP(local binary pattern)^[7],

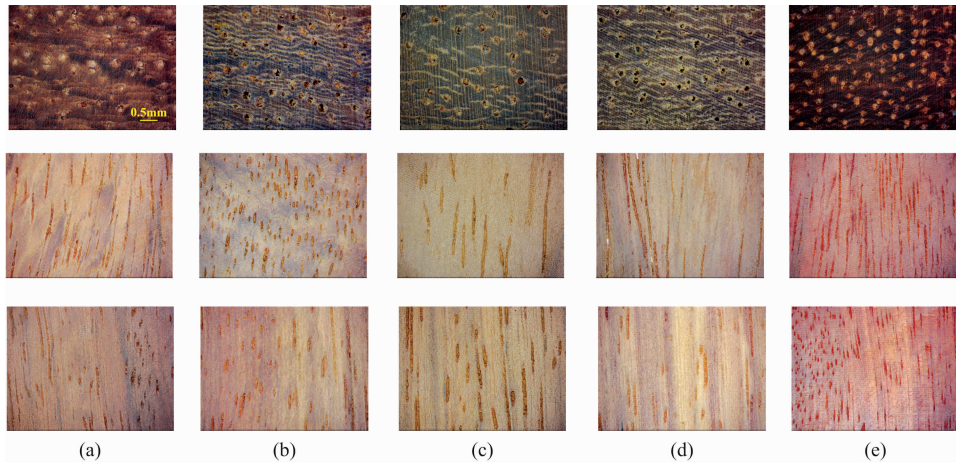


图 2 紫檀属木材切面示意图

(a): 大果紫檀; (b): 刺猬紫檀; (c): 安氏紫檀; (d): 非洲紫檀; (e): 赞比亚紫檀

Fig. 2 Images of Pterocarpus section

(a): *Pterocarpus macrocarpus*; (b): *Pterocarpus erinaceus*; (c): *Pterocarpus antunesii*; (d): *Pterocarpus soyauxii*; (e): *Pterocarpus tinctorius*

I-BGLAM^[8], MFS(multi fractal spectrum)^[9], 这些算法将分别与光谱特征进行融合, 以考虑不同纹理特征在融合光谱特征后的识别正确率。

为了加快识别速度, 在提取木材切面纹理特征值前需要将木材切面的图像尺寸压缩到像素。

1. 2. 2 光谱特征提取方法

使用光谱仪采集到的光谱数据波长范围在 339. 8 ~ 1 026. 63 nm 之间, 其光谱分辨率为 0. 335 3 nm, 光谱数据的维度多达 2 048。由于光谱仪器设备自身的问题, 光谱数据在低波长端反射率极易受到干扰, 失真程度较大, 因此只保留了 376. 64 ~ 1 026. 63 nm 的光谱数据, 其维度为 1 950。为了增强光谱数据的可分性还需要对数据进行 SNV(standard normal variate)变换。

图 3(a)中给出了原始光谱反射率曲线、图 3(b)中给出了 SNV 变换后的光谱曲线。SNV 变换后的光谱曲线的维度为 1 950, 如果直接对这些光谱进行分类处理, 不仅容易出现“维数灾难”现象, 而且数据处理速度也受到一定影响, 因此对光谱数据进行降维处理十分有必要。

对比了多种降维方法的光谱分类效果, 这些方法主要包括线性降维方法中的 PCA(principal component analysis), 非线性降维方法中的 KPCA(kernel principal component analysis)和 Laplacian, 以及波段选择方法 SPA(successive projections algorithm)^[10]。PCA, KPCA 和 Laplacian 降维方法是针对整个光谱数据进行的, 主要是通过数学变换提取出光谱中最有意义的信息。SPA 的主要思想是消除特征变量间的多重线性关系, 从而选择出信息量大的特征波长。

1. 3 特征融合方法

基于典型相关分析 CCA(canonical correlation analysis)的特征融合方法可以让两种不同的特征向量融合为一个全新的向量, 该向量能够更加有效的描述待识别对象^[11], 算法具体描述如下:

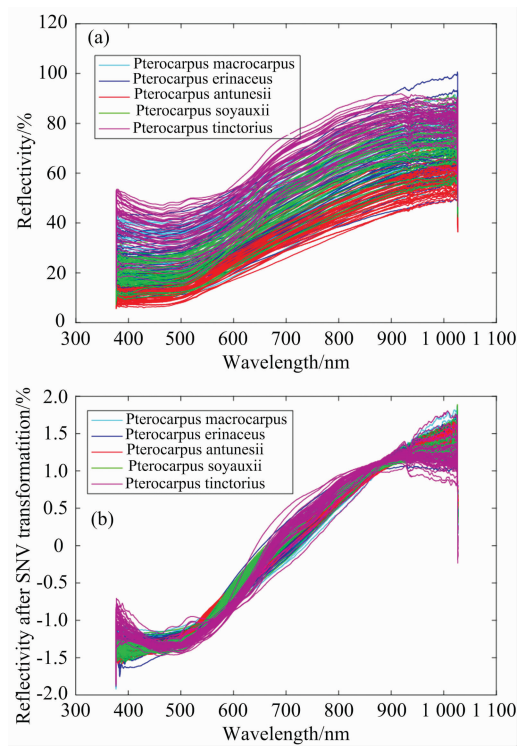


图 3 原始光谱数据与 SNV 校正结果

(a): 原始光谱; (b): SNV 校正后光谱曲线

Fig. 3 Original spectra and SNV corrected spectra

(a): Original spectra; (b): SNV corrected spectra

假设木材的光谱特征向量和纹理特征向量分别为 $F_s = [x_1, x_2, \dots, x_{p1}]$ 和 $F_T = [y_1, y_2, \dots, y_{p2}]$, 其中 $F_s \in R^{p1}$, $F_T \in R^{p2}$, $p1$ 和 $p2$ 分别代表光谱特征向量的维度和纹理特征向量的维度。定义线性组合 $X^* = W_x^T F_s$, $Y^* = W_y^T F_T$, 并寻找式(1)中 Pearson 相关系数的最大值时所对应的 W_x^T

和 W_y^T 。

$$\text{corr}(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*) = \frac{\text{cov}(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*)}{\sqrt{\text{var}(\mathbf{X}^*)\text{var}(\mathbf{Y}^*)}} \quad (1)$$

为了求解 Pearson 相关系数需要引入协方差矩阵 \mathbf{S} , \mathbf{S} 的定义式如式(2)所示^[12], \mathbf{S} 中包含了 \mathbf{F}_S 和 \mathbf{F}_T 中的所有相关信息。式(1)中的 $\text{var}(\mathbf{X}^*) = W_x^T S_{xx} W_x$, $\text{cov}(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*) = W_x^T S_{xy} W_y$, $\text{var}(\mathbf{Y}^*) = W_y^T S_{yy} W_y$, 在 $\text{var}(\mathbf{X}^*) = \text{var}(\mathbf{Y}^*) = 1$ 的条件下可以使用拉格朗日数乘实现式(1)的最大化, 从而求出 W_x^T 和 W_y^T 。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \text{cov}(\mathbf{F}_S) & \text{cov}(\mathbf{F}_S, \mathbf{F}_T) \\ \text{cov}(\mathbf{F}_T, \mathbf{F}_S) & \text{cov}(\mathbf{F}_T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} \\ S_{yx} & S_{yy} \end{bmatrix} \quad (2)$$

根据 Sun 的定义, 融合后的特征为典型相关判别特征, 其特征融合策略有两种, 这两种融合策略分别为式(3)和式(4), 式(3)的融合方法被叫做“concat”, 融合后的特征向量记为 Z_1 , 式(4)的融合方法被叫做“sum”, 融合后的特征向量记为 Z_2 。

$$Z_1 = \begin{pmatrix} \mathbf{X}^* \\ \mathbf{Y}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_x^T & 0 \\ 0 & W_y^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{F}_S \\ \mathbf{F}_T \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$Z_2 = \mathbf{X}^* + \mathbf{Y}^* = \begin{pmatrix} W_x \\ W_y \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} \mathbf{F}_S \\ \mathbf{F}_T \end{pmatrix} \quad (4)$$

本文利用支持向量机 SVM(support vector machine)作为木材树种的分类器。为了防止过拟合的现象出现, 下面的识别正确率均采用的是交叉验证中的“留一法”, 该方法的基本思想是将样本集中的每一个样本单独拿出作为测试集, 其余的所有样本作为训练集对其进行训练, 从而判断样本集中每一个样本的识别正确率, 最后将判断正确的样本数量除以总数量便得到了识别正确率^[13]。

2 结果与讨论

2.1 使用单一特征对紫檀属树种进行识别

单独使用光谱特征对紫檀属树种进行识别时, 影响识别正确率的因素主要包括降维方法和降维维数, 图 4 中给出了使用 PCA, KPCA 和 Laplacian 三种降维方法的紫檀属木材

识别正确率与特征维数之间的关系, 从图 4 中可以看出, 随着特征维度的增加分类正确率逐步上升, 当维度超过 10 维后识别正确率逐渐趋于稳定, PCA 降维方法所对应的识别正确率高于 KPCA 和 Laplacian, 其识别正确率高于 94.00%。以木材横切面的光谱特征为识别对象时的识别正确率略高于其余两个切面的识别正确率。

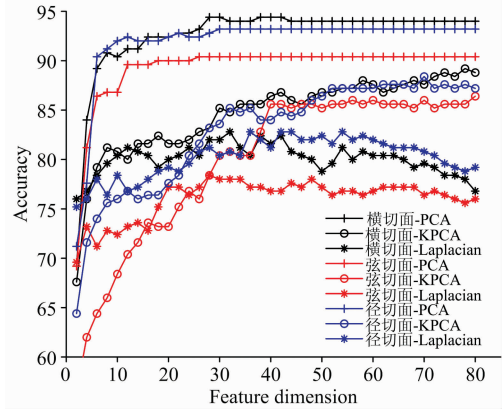


图 4 特征维数与识别正确率的关系
Fig. 4 Feature dimension and accuracy

表 2 中给出了不同降维方法的最高识别正确率所对应的特征维数, 同时也给出了 SPA 选择的最佳波段和识别正确率。从表 2 中可以看出在木材横切面上 SPA 波段选择方法的识别正确率高于 Laplacian 和 KPCA, 但低于 PCA 降维方法的识别正确率。木材弦切面和径切面上 SPA 波段选择方法的识别正确率高于其他降维方法。

单独使用纹理特征对紫檀属树种进行识别时需要将紫檀属木材切面的图像进行灰度化以消除颜色对纹理特征的影响。表 3 中给出了使用不同纹理特征对紫檀属木材进行识别时的识别正确率。通过表 3 可以发现 4 种纹理特征中正率较高的是 LBP 和 I-BGLAM 两种纹理特征。GLCM, LBP 和 I-BGLAM 三种纹理特征提取方法均在横切面上取得了较高的识别正确率, MFS 纹理特征提取方法在弦切面上取得了较高的识别正确率。

表 2 不同降维方法下的最高正确率

Table 2 The highest accuracies under different dimension reduction methods

切面 方法	横切面		弦切面		径切面	
	维度	正确率/%	维度	正确率/%	维度	正确率/%
PCA	28	94.40	26	90.40	30	93.20
KPCA	76	89.20	56	86.40	60	88.40
Laplacian	32	82.80	28	78.40	36	82.80
SPA	选择波段/nm					正确率/%
横切面	376.64, 378.97, 386.31, 495.03, 630.43, 695.46, 806.52, 1 010.28, 1 017.95, 1 025.29, 1 026.29					92.80
弦切面	378.30, 408.65, 529.04, 600.41, 713.14, 849.208, 1 019.29, 1 021.96, 1 025.29, 1 025.96					91.60
径切面	377.64, 379.97, 586.74, 745.15, 937.91, 995.28, 1 016.62, 1 025.29, 1 025.96, 1 026.29					93.60

表 3 使用纹理特征的木材树种识别率 (%)

Table 3 Accuracies of wood species using textures features (%)

方法	横切面	弦切面	径切面
GLCM	67.60	63.20	64.80
LBP	80.00	77.60	74.00
I-BGLAM	75.60	72.40	75.60
MFS	62.00	68.00	63.20

另一方面通过表 2 和表 3 还可以发现，使用光谱特征的

表 4 “concat”和“sum”融合策略下的正确率 (%)

Table 4 Accuracies of “concat” and “sum” fusion schemes (%)

融合策略 方法	concat				sum			
	PCA	KPCA	Laplacian	SPA	PCA	KPCA	Laplacian	SPA
横切面								
GLCM	93.60	82.80	82.40	97.60	92.40	82.80	81.60	96.00
I-BGLAM	99.20	88.40	83.20	98.40	98.80	90.00	82.00	97.20
MFS	98.00	86.80	86.40	99.20	92.80	83.20	86.00	96.40
LBP	96.80	87.60	88.00	98.00	93.60	89.20	90.00	95.20
弦切面								
GLCM	96.00	92.80	92.40	98.80	94.80	92.40	90.40	97.20
I-BGLAM	99.20	91.20	84.00	98.80	99.20	88.80	82.00	98.40
MFS	90.80	80.80	78.80	98.40	89.20	78.40	78.40	92.00
LBP	93.60	89.60	83.20	98.40	92.00	88.80	84.80	95.60
径切面								
GLCM	97.60	91.20	90.80	98.40	98.00	92.80	90.80	98.40
I-BGLAM	98.80	89.60	88.00	99.20	98.80	89.20	86.80	99.20
MFS	92.40	82.40	80.80	96.40	90.40	81.20	82.40	92.80
LBP	99.20	88.00	86.80	98.80	96.00	86.40	85.20	97.20

从表 4 可以看出使用“concat”和“sum”两种融合策略的最高分类正确率具有一定的差异，在弦切面和径切面下，两个融合策略所得到的最高分类正确率是相同的。三个切面上的木材识别正确率最高均为 99.20%，与单独使用纹理特征或光谱特征相比，使用融合后的特征对紫檀属木材进行识别时具有更高的识别正确率。

为了能够进一步体现出光谱特征和纹理特征的互补作用，将数据集进行划分，每个树种随机选择 40 个样本作为训练集，其余 10 个样本作为测试集。选择木材横截面上的光谱使用 PCA 进行降维，使用 I-BGLAM 提取纹理特征，并采用“concat”融合方法对测试集木材树种进行识别，其识别结果如图 5 所示。将数据集按照上述方法进行分类时其正确率只体现在测试集中的 50 个样本上，训练集数量也会减少，此时得到的测试集正确率与之前的交叉验证率“留一法”会有一定的差异。前面提到的交叉验证中的“留一法”是每次测试时，每个树种随机选择 49 个样本作为训练集，剩下的 1 个样本作为测试集。这样，全部 5 个树种的训练集有 245 个样本，测试集有 5 个样本。该测试过程重复执行，直到对所有样本都测试一次后结束。

从图 5 中可以看出，单独使用纹理特征对紫檀属树种进行识别时其错误的样本较多，单独使用光谱特征对紫檀属树

种进行识别的错误样本数量明显少于单独使用纹理特征的样本数量。融合后的特征可以大幅度降低错误样本数量，图 5 中的测试集样本中只有 2 个样本被误分到了其他树种中，其分类正确率为 96.00%。因此可以发现融合的特征可以弥补单独使用光谱特征和纹理特征的不足，从而更加准确的描述样本个体。

2.2 使用融合后的特征对紫檀属树种进行识别

表 4 分别考虑了使用“concat”融合策略和“sum”融合策略的木材识别正确率。其中表的横向代表光谱特征提取方法，纵向代表的是纹理特征提取方法，表中所列出的正确率是其横坐标的光谱特征提取方法和纵坐标的纹理特征方法相融合的识别正确率。

种进行识别的错误样本数量明显少于单独使用纹理特征的样本数量。融合后的特征可以大幅度降低错误样本数量，图 5 中的测试集样本中只有 2 个样本被误分到了其他树种中，其分类正确率为 96.00%。因此可以发现融合的特征可以弥补单独使用光谱特征和纹理特征的不足，从而更加准确的描述样本个体。

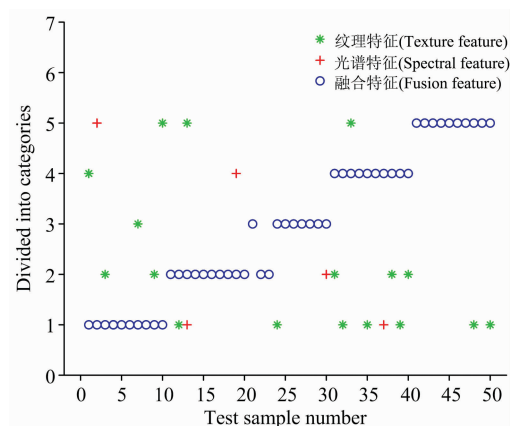


图 5 测试集样本的识别情况

Fig. 5 Identification of test set samples

2.3 与其他木材树种识别方法的比较

对比方法主要包括 GLCM 算法、I-BGLAM 算法、CNN 算法、管孔统计特征算法、核遗传算法以及颜色特征的分类方法。各种算法得到的最高识别正确率如表 5 所示。因在表 3 中已经列出了 GLCM 和 I-BGLAM 两种算法的识别正确率，所以表 5 中没有重复列出。

表 5 其他木材识别方法与本方法的正确率对比

Table 5 Comparison of accuracies between other wood recognition methods and the method presented in this paper

方法	正确率/%
CNN	80.00
颜色矩	74.40
SPPD+I-BGLAM	77.60
Fuzzy+SPPD+I-BGLAM	73.60
GA	56.00
GA+KDA	57.60
本方法	99.20

通过表 5 可以发现，目前较为传统的木材树种识别方法并未得到较高的识别结果。这主要是因为上述这些方法均是以木材切面的宏观图像特征为研究对象，同属的木材在切面上具有较为相似的纹理特征和管孔特征，出现样本错分的情况是在所难免的。

2.4 算法执行时间的比较

本实验所使用的计算机配置为：CPU：Intel I7-6700，内存：8G，显卡：AMD Radeon R7 200 机械硬盘容量为 1TB。表 6 中给出了一个样本光谱特征、纹理特征以及融合算法所需要的计算时间，这里的计算时间均是重复计算 50 次所得到的平均时间。

表 6 提取单一样本特征的时间

Table 6 Extraction time of single sample features

	方法	时间/s
纹理	GLCM	0.017
	I-BGLAM	0.032
	MFS	1.32
	LBP	0.033
光谱	PCA	0.002 5
	KPCA	0.000 14
	Laplacian	0.000 71
	SPA	0.72
融合	CCA	0.002 2

从表 6 可以看出单一样本的光谱特征和纹理特征提取速度是十分迅速的，如果将 PCA 方法和 I-BGLAM 相结合整体时间大约在 0.033 s 左右，不仅可以得到较好的识别正确率也可以满足识别速度的需求。

2.5 其他木材树种识别结果

将 5 种紫檀属木材与 30 种其他木材进行混合，从而验证本方法是否适合其他木材树种。这 30 种木材中既包含了阔

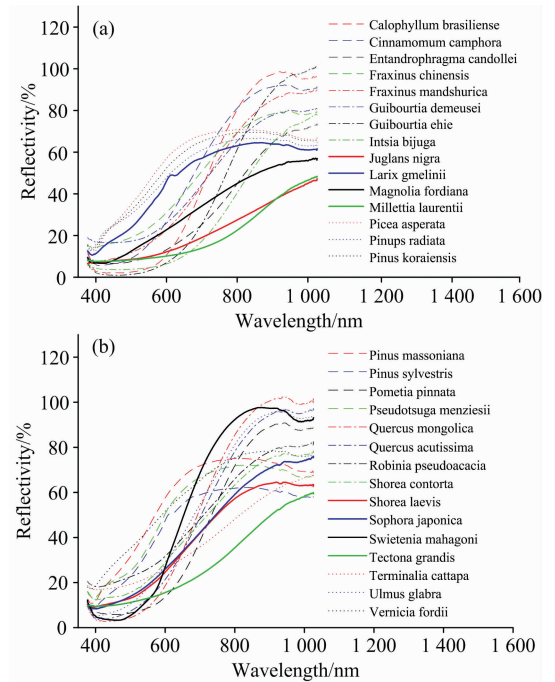


图 6 30 种木材横切面的平均光谱曲线

(a): 表 7 中前 15 个树种; (b): 表 7 中后 15 个树种

Fig. 6 Average spectral curves of cross sections of 30 wood species

(a): The first 15 tree species in Table 7;

(b): The last 15 tree species in Table 7

表 7 30 种木材样本的详细信息

Table 7 Details of 30 wood species samples

序号	名称	属	拉丁语
1	海棠木	红厚壳属	<i>Calophyllum inophyllum</i>
2	香樟木	樟木属	<i>Cinnamomum camphora</i>
3	大非洲楝	非洲楝属	<i>Entandrophragma candoLa placiani</i>
4	美洲白蜡木	白蜡树属	<i>Fraxinus chinensis</i>
5	水曲柳	白蜡树属	<i>Fraxinus mandshurica</i>
6	古夷苏木	古夷苏木属	<i>Guibourtia demeusei</i>
7	双柱苏木	古夷苏木属	<i>Guibourtia ehie</i>
8	帕利印茄	印茄属	<i>Intsia bijuga</i>
9	黑核桃	核桃树	<i>Juglans nigra</i>
10	落叶松	落叶松属	<i>Larix gmelinii</i>
11	黑芯木莲	木莲属	<i>Magnolia fordiana</i>
12	非洲崖豆木	崖豆藤属	<i>MiLaplaciantia laurentii</i>
13	云杉	云杉属	<i>Picea asperata</i>
14	辐射松	松属	<i>Pinus radiata</i>
15	红松	松属	<i>Pinus koraiensis</i>
16	马尾松	松属	<i>Pinus massoniana</i>
17	樟子松	松属	<i>Pinus sylvestris</i>
18	番龙眼	番龙眼属	<i>Pometia pinnata</i>
19	花旗松木	黄杉属	<i>Pseudotsuga menziesii</i>
20	柞木	麻栎属	<i>Quercus mongolica</i>
21	麻栎	麻栎属	<i>Quercus acutissima</i>
22	刺槐	刺槐	<i>Robinia pseudoacacia</i>
23	无齿婆罗双	婆罗双属	<i>Shorea contorta</i>

续表 7

24	平滑娑罗双	娑罗双属	<i>Shorea laevis</i>
25	槐树	槐树属	<i>Sophora japonica</i>
26	桃花芯	桃花心木属	<i>Swietenia mahagoni</i>
27	缅甸柚木	柚木属	<i>Tectona grandis</i>
28	榄仁木	榄仁树属	<i>Terminalia cattaapa</i>
29	榆树	榆树属	<i>Ulmus glabra</i>
30	油桐	油桐属	<i>Vernicia fordii</i>

叶木材也包含了针叶木材，也包含了一些同属木材。表 7 中给出了这 30 种木材的详细信息，图 6 和图 7 中分别给出了这 30 种木材的光谱信息和图像信息。每种木材样本数量与

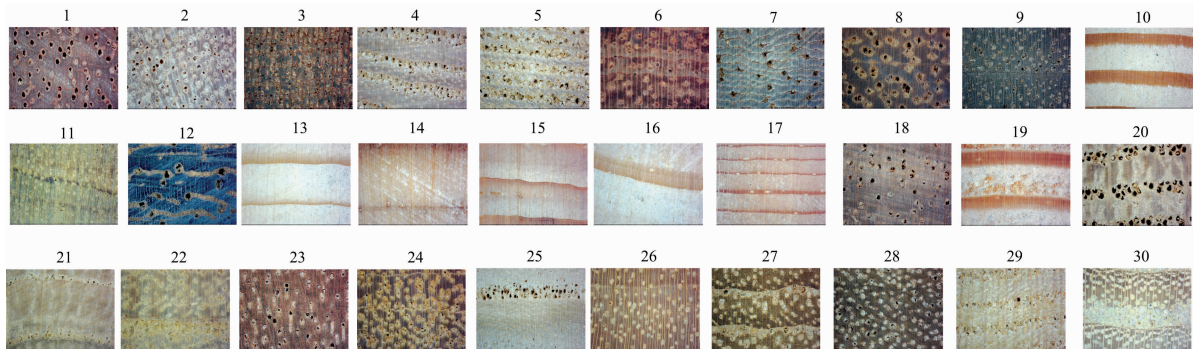


图 7 30 种木材横切面示意图(序号含义参见表 7)

Fig. 7 Transverse section of 30 wood species (the number of each illustrations corresponding to Table 7)

表 8 35 个树种数据的正确识别率

Table 8 Classification accuracy of 35 tree species data

	方法	正确率/%
纹理特征	I-BGLAM	67.14
	LBP	65.89
光谱特征	PCA	91.89
	SPA	93.09
融合特征	PCA+I-BGLAM	97.77
	PCA+LBP	95.20
	SPA+I-BGLAM	96.57
	SPA+LBP	98.29

3 结 论

使用两种成本较低的设备仪器采集了木材三个切面上的光谱信息和图像信息，提取木材切面上的光谱特征和纹理特

References

[1] de Geus A R, da Silva S F, Gontijo A B, et al. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(45): 34513.
 [2] Zamri M I P, Cordova F, Khairuddin A S M, et al. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 124: 227.
 [3] Rosli N R, Khairuddin U, Yusof R, et al. ELEKTRIKA-Journal of Electrical Engineering, 2019, 18(3-2): 1.
 [4] Oktaria A S, Prakasa E, Suhartono E. Journal of Information Technology and Computer Science, 2019, 4(3): 274.
 [5] Ibrahim I, Khairuddin A S M, Arof H, et al. European Journal of Wood and Wood Products, 2018, 76(1): 345.
 [6] Yusof R, Khalid M, Khairuddin A S M. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 93: 68.
 [7] Doshi N P, Schaefer G. A Comparative Analysis of Local Binary Pattern Texture Classification. IEEE Conference on Visual Communica-

每种紫檀属木材样本数量 50 相一致，30 种木材样本的总数量为 1 500。

表 8 中给出了单独使用光谱特征、纹理特征以及特征融合后的识别正确率，融合策略使用的是“concat”。从表 8 可以看出，使用融合后的特征的识别正确率高于使用单一特征的识别正确率。使用 SPA+LBP 的正确率是最高的，正确率可达 98.29%。

值得强调的是表 8 中的识别正确率为 35 种木材的混合识别率，即对 35 种木材进行综合识别的正确率，这也间接的证明了本算法不仅适用于紫檀属木材的树种识别，对于其他木材也可以有效识别。

征后，将光谱特征和纹理特征使用典型相关性分析进行融合，通过 SVM 分类器对紫檀属的树种进行了识别，并得出了以下的几个结论：(1) 在单独使用木材的光谱特征或纹理特征对紫檀属树种进行识别时，使用木材横切面的信息可以得到较高的识别正确率。在使用融合特征对紫檀属树种进行识别时，木材的三个切面均可以得到较高的识别正确率，其正确率最高可达 99.20%。(2) 本方法的识别速度较快，PCA+I-BGLAM 的方法提取样本特征，适用于对速度和精度有一定要求的木材树种识别情形。(3) 从识别方法上讲，使用 PCA+I-BGLAM 的方法在木材横切面和径切面上具有较高的识别正确率，使用 PCA+LBP 的方法在木材径切面上具有较高的识别正确率。(4) 实验验证了本方法不仅适用于紫檀属木材，而且也适用于其他属的木材树种识别。(5) 通过与其他木材识别方法比较发现，本方法在识别紫檀属木材的树种时具有更大的优势。

- tions and Image Processing. IEEE, 2012.
- [8] Ibrahim I, Khairuddin A S M, Talip M S A, et al. Wood Science and Technology, 2017, 51(2): 431.
- [9] Xu Y, Ji H, Fermüller C. International Journal of Computer Vision, 2009, 83(1): 85.
- [10] Soares S F C, Gomes A A, Araujo M C U, et al. Trends in Analytical Chemistry, 2013, 42: 84.
- [11] Sun Q S, Zeng S G, Liu Y, et al. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2437.
- [12] Haghghat M, Abdel-Mottaleb M, Alhalabi W. Expert Systems with Applications, 2016, 47: 23.
- [13] Browne M W. Journal of Mathematical Psychology, 2000, 44(1): 108.

Similar Wood Species Classification Within *Pterocarpus* Genus Using Feature Fusion

WANG Cheng-kun^{2, 3}, ZHAO Peng^{1, 2*}, LI Xiang-hua²

1. College of Computer Science and Electronics, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545006, China
2. College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China
3. College of Electronic and Telecommunication Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, China

Abstract There are much rare wood in the *Pterocarpus* genus. Rosewood is very similar to different tree species. Traditional wood identification methods are mainly based on wood anatomy, and the wood species are judged by observing the structural characteristics of wood slices. Although this method has a high identification accuracy, its identification process is relatively complex, and the technical difficulty is relatively high. Corresponding to wood anatomy is the identification method of wood tree species using image or spectral information. Although this kind of method has a relatively simple identification technology, it often fails to achieve a good identification effect in identifying similar wood species belonging to the same genus. This paper proposes a wood species identification method based on the fusion of spectral features and texture features of wood section. This method has a simple identification process, a high degree of automation, and a high identification accuracy. First collected by digital camera and a spectrometer wood, slice image information and spectral information, and then respectively using texture feature extraction method and spectrum feature extraction method to extract the characteristics of two kinds of the feature vector, then using the feature level fusion method based on canonical correlation analysis to these two characteristics vector fusion, finally using support vector machine (SVM) for the fusion of feature vector classification recognition. In order to verify the effectiveness of the method, three sections of 5 species of Rosewood species commonly found in the market were taken as research objects to identify these wood species. The experimental results show that the highest recognition accuracy is 80.00% when texture features are used alone, 94.40% when spectral features are used alone, and 99.20% when fused features are used. In this paper, these 5 wood species were mixed with 30 other wood species, and the number of mixed wood samples could reach 1 750. The experimental results show that the method can identify 35 wood species, including Rosewood, and the accuracy rate is 98.29%. To sum up, the texture features and spectral features of wood can effectively complement each other to further improve the recognition accuracy. At the end of this paper, the proposed method is compared with the current mainstream method, and the results show that the wood species identification method described in this paper is higher than the current mainstream method.

Keywords Same genus wood; Tree species identification; Spectral features; Textural features; Feature fusion

(Received Jun. 7, 2021; accepted Nov. 23, 2021)

* Corresponding author